

ボケ図形におけるボケ量の数量化の考え方

長谷 博行[†]

[†] 福井大学大学院工学研究科 〒910-8507 福井市文京 3-9-1

E-mail: [†] haseh@u-fukui.ac.jp

あらまし ボケ図形に対する人の視覚による感じ方には二通りの見方がある。ひとつは図形全体を見たときのボケ量の感じ方、他のひとつはボケ領域のみを注視したときのボケ量の感じ方である。すなわち、前者においては、物理的に同じボケ方をしても図形サイズが大きいとあまりぼけているとは感じない。本稿ではこれらのボケ量の感じ方に相当するボケ図形のボケ量の定量化法について述べ、パターン認識への利用の仕方を示す。前者に対しては「単位面積当たりの変動エントロピー(Aタイプ変動エントロピー)」と呼び、後者に対しては「単位輪郭線長変動エントロピー(Lタイプ変動エントロピー)」と呼んだ。両者はボケのない図形に対しては最小値ゼロをとるが、前者と後者の主要な違いは、前者は解像度に依存しないが図形面積には影響を受ける、後者は図形面積に依存しないが解像度には影響を受ける、という相反する性質を持つ。その意味で、前者は「相対的ボケ評価法」といい、後者を「絶対的ボケ評価法」とも呼んだ。本稿では、この二つの定量化法の使い方について述べ、パターン認識への応用の仕方について調べた。

キーワード ボケ図形, 変動エントロピー, 相対的ボケ評価, 絶対的ボケ評価

Quantification of Blurred Images and its Application to Pattern Recognition

Hiroyuki HASE[†]

[†] Faculty of Engineering, University of Fukui 3-9-1 Bunkyo, Fukui-shi, Fukui, 910-8507 Japan

E-mail: [†] haseh@u-fukui.ac.jp

Abstract Human visual sense has two aspects in our feeling for blurred image, that is, one is the amount of blur depending on object size, the other is the amount of blur independent of the object size. In the former for example, when the image size becomes larger, we feel smaller amount blur. The quantitative evaluation based on entropy for blurred images is proposed in this paper. The author calls this metric "variation entropy". This metric has two kinds of aspects that coincide with the human visual sense. The first is the absolute evaluation of blur, and the second is the relative evaluation of blur. The former can be quantified by "variation entropy for a unit boundary length (or L-type variation entropy: H^L)", which is dependent on resolution, and the latter can be quantified by "variation entropy for a unit area (or A-type variation entropy: H^A)", which is independent of resolution. These two metrics have complementary properties. Last, two variation entropies are applied to the standard kanji character database, and then the strong relation between variation entropy and accuracy of recognition is discussed.

.Keyword blurred image, quantification of blur, character database

1. はじめに

人がボケ図形を見たときに、ボケ量の感じ方には二通りある。例を示すと、図1には3つのボケ図形があり、(a)は直径120画素の値1の円を標準偏差4の2次元ガウス関数でぼかした図形である。(b)は(a)の図形を解像度を1/2に粗くした図形であり、基本的に(a)と同じ図形である。(c)は直径60画素の値1をもつ円を(a)と同じガウス関数でぼかした図形である。(a)と(b)は同じ図形を異なる解像度で取得したものなので、これらのボケ量は同じでなければならないと考える。また、(a)と(c)は同じガウス関数でぼかしているのだからボケ量は同じでなければならないと考える。しかし、(b)と(c)が同じボケ量であるという見方はあり得ない。これは

矛盾する議論だがどちらも正しい。どこに論理の誤りがあるのだろうか。結果的に「同じ」という意味に違いがあることに気づく。すなわち、(a)と(b)が「同じボケ量」というのは、図形全体を見たときに同じように見えることを意味し、(a)と(c)が「同じボケ量」というのは、ボケ領域のボケ方が同じに見えるということである。この二つの見方の定量化法は「変動エントロピー」として1988年に論文発表した[1,2]。変動エントロピーには人の感じ方に対応する二通りの評価法があり、それらは相反する性質を持つ。本稿では、変動エントロピーについて解説し、二通りの評価法の使い方について述べる。以下、2.ではAタイプの変動エントロピーの導出法について述べ、3.ではLタイプの変動

エントロピーの導出法について述べる。4. では文字認識に応用したとき、変動エントロピーと認識率の関係について述べる。

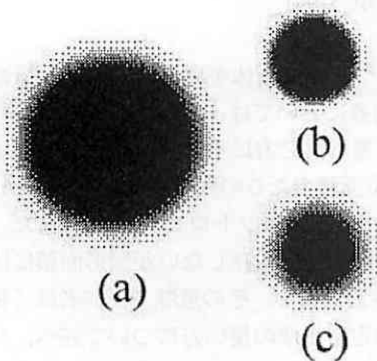


図1 ボケ図形の二通りの見方

2. 変動エントロピー

ボケ図形のボケ量を情報論的に求める。今、 (x, y) におけるボケ画像の値を $f(x, y)$ ($0 \leq f(x, y) \leq N$) とする。これは、 N 枚の2値画像を重ね合わせた画像とも考えられる。ここで、ボケ画像を2次元分布と考え、エントロピーを計算する。

$$I = - \iint_{Y, X} \frac{f(x, y)}{S} \log \frac{f(x, y)}{S} dx dy \quad (1)$$

ここで、 S は $S = \iint_{Y, X} f(x, y) dx dy$ であり、 X, Y は横縦方向の画像範囲である。この式(1)の値は、一般の確率分布の場合は0になる可能性があるが、画像の場合は値に上限があるため0になることはない。今、ほかす前の画像の面積を A とすると、 $S = A \times N$ と書ける。2値図形を N 枚重ねた場合は A は1画像あたりの平均面積になる。この関係を式(1)に代入すると、次式が得られる。

$$\begin{aligned} I &= - \iint \frac{f(x, y)}{A \times N} \log \frac{f(x, y)}{A \times N} dx dy \\ &= - \frac{1}{A} \iint \frac{f(x, y)}{N} \log \frac{f(x, y)}{N} dx dy + \log A \end{aligned}$$

ここで、第1項において $0 \leq f(x, y)/N \leq 1$ であることに注意されたい。第2項の $\log A$ は元の図形もつ情報量である。第1項は画素の値が0または N でない画素に対してのみ値を持つので、ボケのない図形に対して0となる。この第1項を改めて H^A とおく。

$$H^A = - \frac{1}{A} \iint \frac{f(x, y)}{N} \log \frac{f(x, y)}{N} dx dy \quad (2)$$

H^A は次の性質を持つ(証明略)。

- A) ボケのない図形 ($f(x, y) = N/0$) に対しては0をとる。
- B) ボケ量が小さくなると H^A は小さくなる。 H^A の最小値は0である。
- C) もし、解像度の異なる環境で画像を取得しても H^A は不変である。
- D) 画像中の全ての画素で $f(x, y)$ が同じであれば H^A は最大値をとる。

特に、性質C)が重要である。もし、高い解像度で取得した場合、画像は拡大され第2項が大きくなるが、ボケ領域も同じ率で拡大されるため第1項 H^A は不変である。故に、第1項をエントロピーの変動分という意味で、筆者らは“変動エントロピー”と呼んだ。

式(3)に見るように、分子はボケの総量であり、面積 A により規格化される。この意味において H^A を“単位面積あたりの変動エントロピー”あるいは“ A タイプ変動エントロピー”と呼ぶことにする。

図1を使って H^A を計算してみよう。その結果を表1に示す。性質C)により(a)と(b)の H^A は等しく、(c)は2倍の値をもつことが分かる。

一方、(a)と(c)は同じガウス関数でばかしたので、同じボケ量を持つべきだとも考えるかもしれない。しかし、(b)と(c)が同じボケ量である立場はない。この矛盾はどこに原因があるのだろうか。

表1 ボケ図形の評価

	(a)	(b)	(c)
Diameter	120	60	60
SD of Gaussian	4.0	2.0	4.0
H^A	0.182	0.182	0.361

答えは、ボケ図形の評価には2種類の見方があるということである。すなわち、ひとつは(a)と(b)が等しいという見方、他方は(a)と(c)が等しいという見方である。これらは異なった立場であり二者択一である。前者は解像度に依存しない性質を満足しなければならず、 A タイプ変動エントロピー H^A はこの見方を具体化している。それでは、(a)と(c)が等しいという後者の見方があるはずである。これを3. で議論する。

3. ボケ図形のもう一つの見方

式(2)の分子は次式である。

$$- \iint \frac{f(x, y)}{N} \log \frac{f(x, y)}{N} dx dy \quad (3)$$

これはボケ画像 $f(x, y)$ のボケの総量を表している。式(3)では x あるいは y 方向に沿って積分している。しか

し、ボケという現象は図形の境界に沿って出現しているのであるから、ボケの総量を求めるには、境界に垂直な方向と境界に沿って積分してもよい(図 2)。

結果的に、境界点 s において境界に垂直な方向を r とすると、式(3)は式(4)のように書くことができる。

$$\begin{aligned} & - \iint_{Y,X} \frac{f(x,y)}{N} \log \frac{f(x,y)}{N} dx dy \\ & = - \iint_{S,R(s)} \frac{f'(r,s)}{N} \log \frac{f'(r,s)}{N} dr ds \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 $f'(r,s)$ は座標 (r,s) における値である。 $R(s)$ は境界 s で境界に垂直な方向の積分範囲である。この座標系は説明のための便宜的な手段であり、実際にこの方法で計算する必要はない。

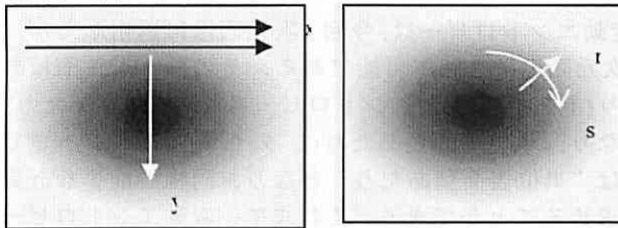


図 2 ボケ量を計算するための積分経路の違い

境界点 s での単位境界長を ds とすると、 s における単位境界長あたりのボケ量を $h_L(s)ds$ と書く。その時、 $h_L(s)$ は式(5)として定義する。

$$h_L(s) \equiv - \int_{R(s)} \frac{f'(r,s)}{N} \log \frac{f'(r,s)}{N} dr \quad (5)$$

今、ボケが生じる前の周囲長を L としよう。 N 枚重ねた 2 値図形の場合は、平均周囲長と考えればよい。

また、 $h_L(s)$ の期待値 $E[h_L(s)]$ を H^L と書くと、これらの関係は次式となる。

$$\int_S h_L(s) ds = H^L \times L,$$

ここで、 H^L を“単位輪郭線長あたりの変動エントロピー”または、“ L タイプ変動エントロピー”と呼ぶことにする。すなわち、 H^L は式(6)で表すことができる。

$$H^L = - \frac{1}{L} \iint_{Y,X} \frac{f(x,y)}{N} \log \frac{f(x,y)}{N} dx dy \quad (6)$$

H^L と H^A は式(7)により関係付けられる。

$$H^A \times A = H^L \times L \quad (7)$$

それ故、 H^L は式(7)を使って簡単に計算することができる。再度図 1 を使って H^L を計算した結果を、表

2 に示す。表では、 H^L と H^A の値には大きな違いがあるが、これは面積 A で規格化するか、周囲長 L で規格化するかの違いによるためである。 H^L の値を見ると (a) と (c) がほぼ同じ値であり、(b) は半分ほどのボケ量になっていることが分かる。

表 2 二通りのボケ量の評価

	(a)	(b)	(c)
Diameter	120	60	60
SD.of Gaussian	4.0	2.0	4.0
H^A	0.182	0.182	0.361
H^L	5.462	2.726	5.414

ここに、 H^L は次の性質をもつ(証明略)。

- E) ボケのない図形 ($f(x,y) = N/0$) では、 H^L は 0 となる。
- F) ボケが少なくなると H^L は小さくなる。最小値は 0。
- G) 図形サイズを縦横 k 倍にすると、 H^L は k 倍になる。
- H) 全ての画素の値 $f(x,y)$ が同じ場合、 H^L は最大となる。

特に、性質 G) は 2. で述べた性質 C) と相反する。 H^L は解像度に依存し、ボケ図形の面積に依存しない意味から絶対的ボケ評価量と言える。

4. 文字認識への応用

ETL8B と ETL9B は、OCR 開発のために 1980 年代に電子技術総合研究所によって作られた有名な手書き文字データベースである。ETL8B は 956 カテゴリ、152,960 サンプルからなる。各文字は 10×10 (mm) の枠内に書かれ、 64×63 画素にデジタイズされた[3]。ETL9B は、3036 カテゴリ、607,200 サンプルからなり、各文字は 8×9 (mm) の枠内に書かれ、 64×63 画素にデジタイズされた[4]。

まず、71 ひらがなカテゴリを用いて認識テストをした。その際、文字画像に 4 種類の規格化を施し、認識率を比較した。同時に H^A と H^L を計算した。この目的は変動の違いを創出し、認識率の違いと変動エントロピーの値を比較するためである。認識方法は単純類似度とし、標準パターンは文字サンプルの半数を用い、他の半数でテストサンプルとした。文字の規格化には (1) 画像中心を一致、(2) 画像重心を一致、(3) サイズを 64×64 画素一定にする、そして (4) ストローク密度一定[5]の 4 種類とした。実験結果を表 4 に示す。表において“Acc”は学習文字とテスト文字に対する平均認識率(%)を表す。表 4 より、両データベースにおいて、 H^A が減少するに従って認識率が増加していることが分かる。

表4 認識率と変動エントロピーの比較

	ETL8B			ETL9B		
	Acc	H^A	H^L	Acc	H^A	H^L
Center	77.2	1.865	3.334	71.9	1.716	3.577
Gravity	81.9	1.811	3.237	79.2	1.681	3.504
Size	83.1	1.632	3.337	80.0	1.351	3.855
Density	84.3	1.471	3.111	83.3	1.202	3.383

しかしながら、 H^L はそのような強い関係はなく、文字サイズを大きくするとボケ領域も大きくなることを示している。文字認識においては、文字領域の重なり程度が重要であり、文字面積に対してボケ領域は小さい方がよい。その意味で、ボケ領域に対する文字面積の大きさは H^A に反映しており、文字認識を目的とした文字データベースの品質を表していると言える。

次に、ETL8 と ETL9 の H^A の比較を試みよう。値のみを比較すると、ETL9 の H^A は ETL8 のそれより小さな値を示している。これは、ETL8 より変動が小さいと言えるのか。実は、この原因は ETL9 の文字線幅が ETL8 より大きいことに起因している。すなわち、ETL8 が 10×10(mm) の枠内に文字が書かれ、ETL9 では、8×9(mm) の枠内に文字が書かれている。これらと同じ 64×63 画素にデジタイズしたため、相対的に ETL9 の文字線幅が大きくなった。事実測定してみると、ETL8 と ETL9 の文字線幅はそれぞれ 4.08 と 4.82 であった。その場合の変動の大きさは文字面積に依存しない H^L で比較することができる。図3は両データベースにおける“あ”の累積図形である。ETL8 の方がボケがやや小さいように見える。表4より、ETL9 の H^L が全ての規格化において ETL8 より大きいことがそれを裏付けている。

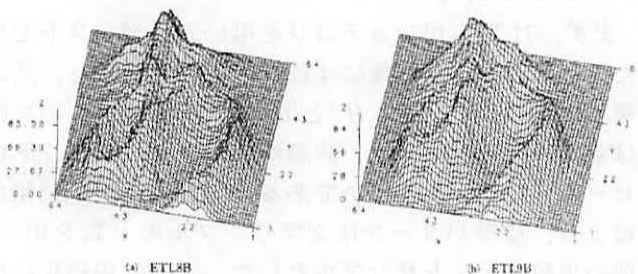


図3 ETL8 と ETL9 の累積画像

5. おわりに

本稿では、人のボケ画像のボケ量の感じ方には二通りあることを述べた。一つは図形の大きさに対するボケ量の感じ方、他の一つは境界のボケ領域をミクロ的に見たときのボケ量の感じ方である。これらの感じ方

は二者択一である。これら二通りのボケ量の感じ方を定量化する方法を示した。ひとつは“Aタイプ変動エントロピー”であり式(2)において H^A で表した。これは解像度に不変であるが、面積に影響される。他の一つは“Lタイプ変動エントロピー”で式(6)において H^L で表した。この評価量は面積の変化には不変であるが、解像度には影響される。この二つの見方は、人間の視覚感覚と一致している。

次に、両評価量を文字データベースに応用し、認識率との比較を行った。その結果、 H^L はデータベースの収集の違いには影響されず、変動の純粋な違いを表す。また、 H^A は認識率と深い関係があり、 H^A が小さいと認識率も良い傾向を示すことが示された。

この基本的知見は25年前に得られているが[1,2]、本稿では、二つの論文をコンパクトに統一した形で説明した。

変動エントロピーは、今回2次元画像に適用したが、3次元画像にも適用可能である。その際、単位面積あたり(Aタイプ)変動エントロピーは“単位体積あたり”となり、単位周囲長あたり(Lタイプ)変動エントロピーは“単位表面積あたり”となり、同様の簡単な計算で求めることができる。これまで、変動エントロピーを使っていたいくつかの研究が見られるが[5,7]、今後ユニークな応用例を期待したい。

参考文献

- [1] 長谷, 米田, 酒井, 吉田; 変動エントロピーによる文字変動の評価, 信学論, J71-D, 6, 1048-1056, 1988.
- [2] 米田, 長谷, 酒井; 文字の変動評価に関する一考察, 信学論, D-II, J75-D-II, 1, 103-110, 1992.
- [3] 斉藤, 山田, 山本, 森; 手書き文字データベースの解析(V), 電総研集報, 45, 1&2, 49-77, 1981.
- [4] 斉藤, 山田, 山本; JIS 第一水準手書き漢字データベース ETL9 とその解析, 信学論, J68-D, 4, 757-764, 1985.
- [5] H.Yamada, K.Yamamoto and T.Saito, A nonlinear normalization method for handprinted Kanji character recognition -line density equalization-, Pattern Recognition, 23, 9, 1023-1029, 1990.
- [6] 但馬; ぼけ処理の方向線素エントロピーによる手書き文字の変動評価に及ぼす影響, 信学論, D-II, J84-D, 9, 2167-2172, 2001.
- [7] 鈴木, 前田; 変動エントロピーによる有声破裂音の順序付けと、その計算機シミュレーション, 情報研究, 21, 51-77, 1999.